

Санкт-Петербургский государственный университет

Математическое обеспечение и администрирование систем  
Информационно-аналитические системы

Ильиных Софья Дмитриевна

# Выделение контуров магнитных аномалий

Бакалаврская работа

Научный руководитель:  
к. ф.-м. н., доцент Графеева Н. Г.

Рецензент:  
ассистент Чудин А. В.

Санкт-Петербург  
2018

SAINT-PETERSBURG STATE UNIVERSITY

Software and Administration of Information Systems  
Analytical Information Systems

Sofya Ilinykh

# Detachment of Contours of Magnetic Anomalies

Graduation Thesis

Scientific supervisor:  
assistant prof. Natalia Grafeeva

Reviewer:  
assistant Andrei Chudin

Saint-Petersburg  
2018

# Оглавление

<b>Введение</b>	<b>4</b>
<b>1. Описание данных</b>	<b>6</b>
<b>2. Постановка задачи</b>	<b>7</b>
<b>3. Обзор методов работы с магнитометрическими данными</b>	<b>8</b>
3.1. Анализ и преобразование исходных числовых данных . .	8
3.2. Визуализация данных и дальнейшая работа с получен- ным изображением . . . . .	8
<b>4. Предобработка данных</b>	<b>10</b>
<b>5. Применение различных фильтров</b>	<b>12</b>
<b>6. Разработка собственного алгоритма для выделения кон-     туров магнитных аномалий</b>	<b>14</b>
6.1. Адаптивная пороговая бинаризация . . . . .	14
6.2. Кластеризация с помощью алгоритма DBScan . . . . .	15
6.3. Объединение близких кластеров . . . . .	17
6.4. Вторичная фильтрация . . . . .	18
<b>7. Тестирование алгоритма на имеющихся данных</b>	<b>19</b>
7.1. Набор данных с заметными помехами и полезными ано- малиями . . . . .	19
7.2. Набор данных с полезными аномалиями . . . . .	20
7.3. Набор данных без полезных аномалий . . . . .	22
<b>8. Оценка полученных результатов</b>	<b>24</b>
<b>Заключение</b>	<b>27</b>
<b>Список литературы</b>	<b>29</b>

# Введение

Археология – это наука, изучающая прошлое человечества по вещественным источникам. Раскопки, необходимые для поиска исторически важных объектов, всегда очень ресурсоемки, поэтому важно правильно определять место будущих раскопок. Археологические объекты с научной точки зрения – это физические тела с физическими свойствами. Магнитные свойства отражают состояние объекта и результат произошедших с ним изменений, поэтому один из способов определить место будущих раскопок основывается именно на магнитных свойствах скрытых под землей объектов и осуществляется при помощи так называемой магнитометрической съемки.

Магнитометрическая съемка обычно производится на квадрате размерами от  $50 \times 50$  метров до  $100 \times 100$  метров поверхности предполагаемого места раскопок. Такой квадрат называется планшетом. В заранее выбранных точках измеряется модуль магнитной индукции геомагнитного поля. Затем данные подвергаются первичной обработке (например, учитываются изменения общего магнитного поля Земли). После этого исследователи строят карту планшета и оценивают вероятность того, что на нем есть объекты, представляющие собой археологическую ценность, и принимается решение о проведении раскопок. Дело в том, что на карте, построенной по данным магнитометрической съемки, могут быть видны аномалии (отклонения от среднего значения магнитного поля), вызванные деятельностью человека в прошлом. Например, такие аномалии могут порождаться фундаментами зданий, колодцами, различными захоронениями, некогда проложенными дорогами и т. д.

Магнитометрическая съемка требует относительно небольших затрат ресурсов, так как позволяет изучать объекты, расположенные под землей, не прибегая к раскопкам. Более того, данный способ очень удобно применять там, где проведение раскопок затруднено или даже невозможно.

Таким образом, описанный выше метод было бы удобно использовать, однако всё же существует ряд трудностей, возникающих на этапе

обработки его результатов. В первую очередь поиск аномалий, которые могут представлять научный интерес, затрудняется наличием грунтов с неоднородными физическими свойствами, металлическим мусором и высоким уровнем помех. Помехи могут возникать, к примеру, от погрешностей работы приборов. В итоге человеку на глаз иногда достаточно сложно быстро обнаружить полезные аномалии. Поэтому хотелось бы автоматизировать процесс анализа магнитометрических снимков.

# 1. Описание данных

Данные для этой работы предоставлены лабораторией магнитного резонанса в слабых полях кафедры ядерно-физических методов физического факультета СПбГУ и являются результатами магнитометрической съемки в местах раскопок в Крыму. Каждый набор данных содержит в среднем 15000 трехмерных точек: первые две компоненты – координаты, третья – значение магнитного поля в этой точке минус среднее значение поля на участке с округлением до целых. Координаты точек измеряются с шагом 0.5. Пример начальных данных приведен на рис. 1. Подробнее о магнитометрии в археологии и обработке результатов измерений магнитометрических приборов можно прочитать в [10].

Такие входные данные могут быть представлены на двумерном изображении, где третья компонента играет роль цвета. Визуализация данных осуществлена с помощью среды программирования RStudio, пример визуализации можно видеть на рис. 2.

	x	y	value
1	0	49.5	-3
2	0	50.0	3
3	0	50.5	156
4	0	51.0	-3
5	0	51.5	4
6	0	52.0	0
7	0	52.5	-6
8	0	53.0	-11
9	0	53.5	-10
10	0	54.0	-5
11	0	54.5	-1
12	0	55.0	0
13	0	55.5	4
14	0	56.0	8
...			

Рис. 1: Пример начальных данных

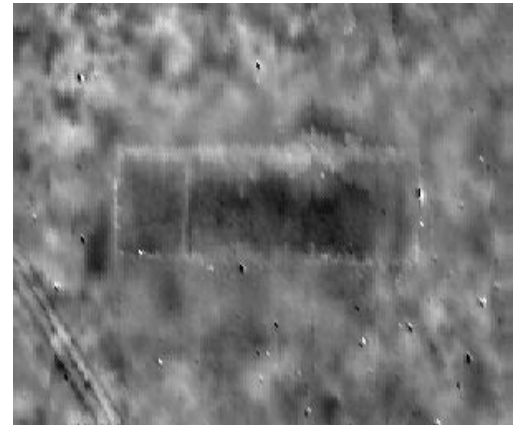


Рис. 2: Пример визуализации начальных данных

## 2. Постановка задачи

Данные представляют собой совокупность следующих компонент:

- региональный фон – плавные изменения данных, связанные с геологическими особенностями поверхности Земли,
- помехи – изменения данных, связанные с магнитной неоднородностью почвы и погрешностями измерительных приборов,
- локальные аномалии – изменения данных, создаваемые какими-либо объектами.

Цель работы состоит в поиске локальных аномалий. Необходимо также учитывать, что не все такие аномалии будут нам полезны: некоторые из них могут создаваться металлическим мусором или быть результатом ошибок при работе датчиков. Аномалии, образованные археологически ценными объектами, обычно называют полезными аномалиями.

В рамках работы поставлены следующие задачи:

1. Изучение существующих методов работы с магнитометрическими данными.
2. Разработка и реализация алгоритма для выделения контуров полезных магнитных аномалий.
3. Тестирование алгоритма на имеющихся данных.

### **3. Обзор методов работы с магнитометрическими данными**

Согласно [6] есть две основные группы методов для работы с магнитометрическими данными.

#### **3.1. Анализ и преобразование исходных числовых данных**

Если принять во внимание природу данных, то можно рассмотреть и использовать методы, разработанные для интерпретации именно результатов магнитометрической съемки. Исходные данные  $B$  представляются как сумма

$$B(x) = R(x) + P(x) + A(x)$$

где  $R$  – уровень регионального фона,  $P$  – аномалии-помехи,  $A$  – локальные аномалии в точке  $x$ . В этом случае исследователь с помощью определенных алгоритмов (фильтр Шеппарда, который описан в [2]; нахождение аналитического продолжения поля в верхнее полупространство, например, по методам Маловичко [11]; оптимальный энергетический фильтр [12] и так далее) стремится выделить и вычесть помехи и региональный фон, а затем отыскать локальные аномалии. Основным источником информации об этих методах служит [8]. Некоторые из этих методов были реализованы в [6].

#### **3.2. Визуализация данных и дальнейшая работа с полученным изображением**

Начальные данные легко можно визуализировать. Например, значение в каждой точке можно отражать оттенками из градиента от черного до белого цвета. Тогда у исследователя есть возможность работать с данными как с изображением и, соответственно, применять к нему такие методы, как различные фильтры, преобразование Фурье и так



далее. Существует два разных подхода для обработки изображений в рамках поставленной задачи [9]:

- методы, основанные на работе непосредственно с пикселями изображения. Например, логарифмические и степенные преобразования, применение операторов Собеля [7], Гаусса [5] и различные методы компьютерного зрения;
- методы, заключающиеся в модификации сигнала, формируемого преобразованием Фурье [6].

В данной работе будет рассмотрен второй подход, работа с данными как с изображением.

## 4. Предобработка данных

Как было сказано выше в разделе 1, в наборах данных часто содержатся помехи, вызванные металлическим мусором. В [4] и [3] был предложен алгоритм сглаживания, разработанный для магнитометрических данных с учетом специфики помех на этих данных. Этот алгоритм делает аномалии-помехи менее заметными и тем самым облегчает поиск полезных аномалий.

Точечные аномалии-помехи могут находиться двумя разными способами:

1. За помехи считаются точки, значения которых отклоняются от среднего значения рассматриваемой области планшета больше, чем на параметр  $\delta$ .
2. Помехами считаются те точки, значения которых встречаются редко и занимают не более  $M\%$  площади рассматриваемой области планшета.

После того как выбраны точки, которые считаются помехами и подлежат сглаживанию, им присваивается среднее арифметическое значение окрестности, состоящей из восьми точек, не являющихся помехами.

Данный алгоритм можно применять ко всему планшету сразу, а можно разделить планшет на несколько равных частей и применить описанное выше сглаживание отдельно к каждой из полученных частей.

В [4] утверждается, что наилучший результат дает второй подход, примененный к планшету, разделенному на 25 равных частей. Имеющиеся наборы данных были предобработаны подобным образом, и все методы, рассмотренные в данной работе, были применены как к исходным данным, так и к сглаженным данным.

На рис. 3 приведен пример исходных данных и результат работы алгоритма сглаживания на этих данных.

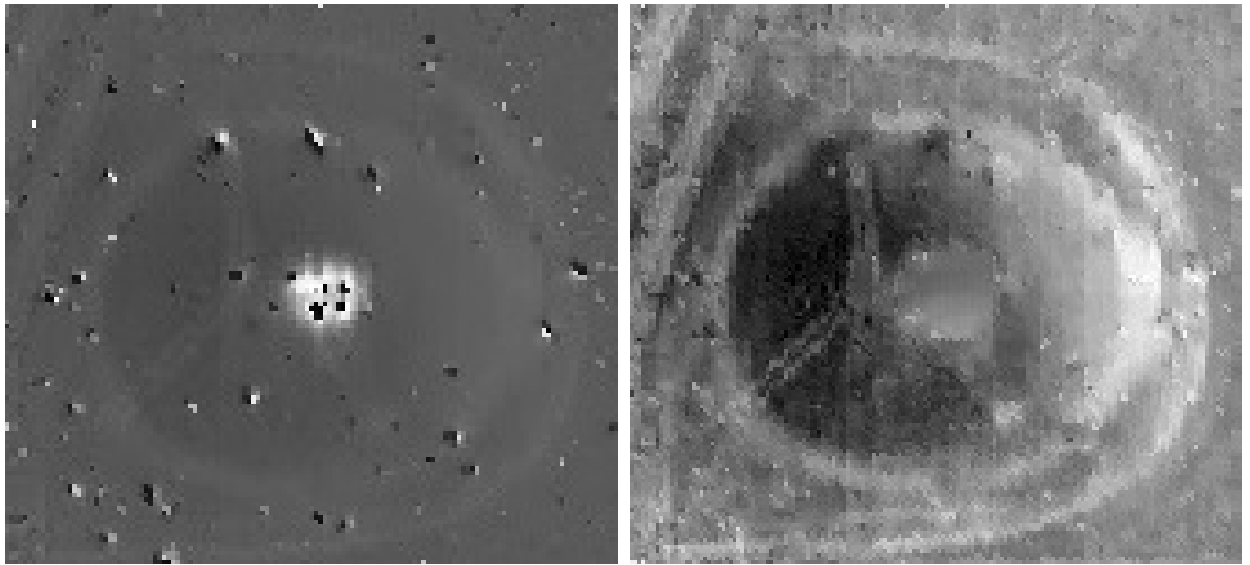


Рис. 3: Исходные данные и результат применения алгоритма сглаживания

## 5. Применение различных фильтров

Применение различных фильтров – один из самых известных способов выделить контур на изображении. В ходе работы были опробованы фильтры Лапласа, Прюитт, Собеля, Робертса, Щарра.

Все эти фильтры основаны на свертке, то есть на вычислении нового значения пикселя, учитывая его окружение. Для вычисления этого значения используются матрицы  $n \times n$  (где  $n$  – нечетно), называемые ядрами свертки.

Все вышеперечисленные фильтры выделяют контуры, но даже невооруженным глазом видно, насколько зашумленным становится итоговое изображение, так как все эти фильтры являются достаточно чувствительными. Наилучший результат дал оператор Собеля (рис. 4).

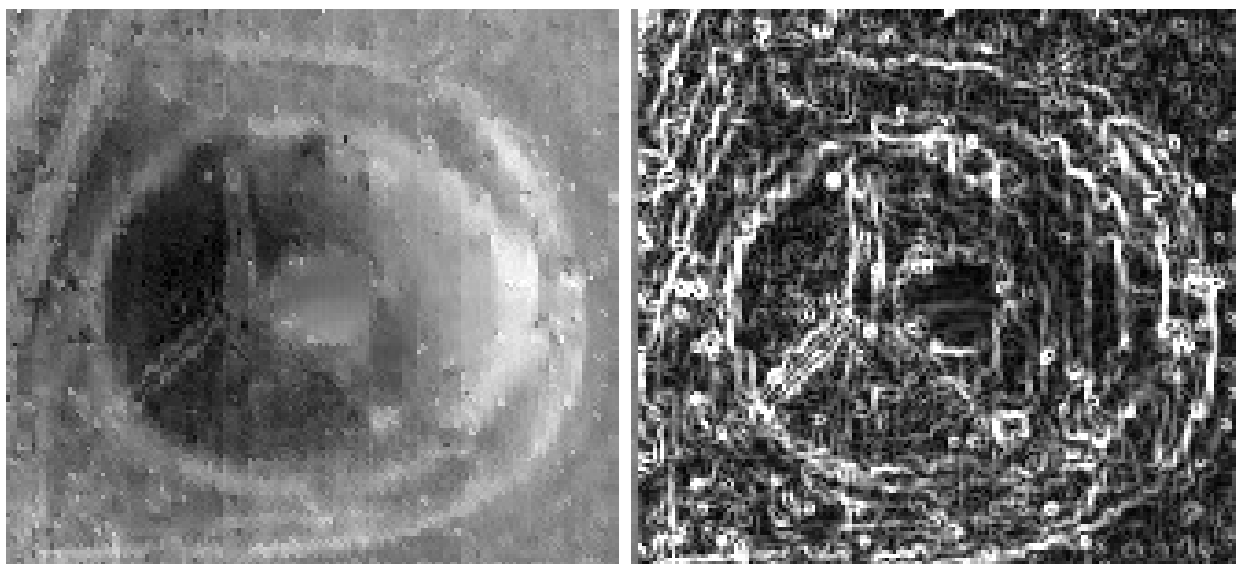


Рис. 4: Пример сглаженных данных и результат применения к ним фильтра Собеля

Было проведено много экспериментов по применению разных фильтров с различными параметрами на сглаженных и не сглаженных данных. Однако результат во всех случаях получился далеким от желаемого, так как вместо отделения помех от полезных аномалий фильтры визуально усилили как полезные аномалии, так и помехи.

Помимо фильтров было также опробовано преобразование Хафа, но был сделан вывод, что оно не подходит для магнитометрических

снимков, потому что, во-первых, данные достаточно сильно зашумлены, во-вторых, контуры полезных аномалий слишком разнообразны и часто представляют собой очень сложную, ломаную линию.

## 6. Разработка собственного алгоритма для выделения контуров магнитных аномалий

### 6.1. Адаптивная пороговая бинаризация

Пороговая бинаризация применяется в сфере компьютерного зрения главным образом для поиска контуров объекта на черно-белых изображениях. Все точки исходных данных разделяются на две категории в зависимости от того, выше или ниже их значения порогового значения, и окрашиваются, соответственно, в черный и белый цвета. Пороговое значение обычно константно и устанавливается пользователем. Например, за пороговое значение можно было бы взять среднее значение планшета.

Однако на магнитометрических снимках часто можно наблюдать резкие перепады значений магнитной индукции в пределах одного и того же планшета, а значит, нерационально выбирать одно пороговое значение для всего набора данных. Эту проблему можно решить, разбив планшет на несколько квадратов меньшего размера или применив модифицированную пороговую бинаризацию, называемую адаптивной пороговой бинаризацией.

Пороговое значение в адаптивной пороговой бинаризации считается отдельно для каждого пикселя по окрестности заранее заданного радиуса и может вычисляться несколькими способами:

1. Арифметическое среднее окрестности.
2. Арифметическое среднее максимального и минимального значений окрестности.
3. Взвешенная сумма минус константа  $C$ , где веса – значения пикселей окрестности размера *Neighborhood* после применения к ним фильтра Гаусса (информацию о данном фильтре можно увидеть в [5]), а константа  $C$  подбирается вручную исследователем.

Для данной задачи подходит больше всего третий способ, именно он считается наиболее успешным в выделении контуров объектов, тогда как первые два используются в основном для довольно грубого сглаживания изображения и применяются, к примеру, в области обработки фотографий.

После разделения всех пикселей на две категории выполняется первичная фильтрация, при которой белые пиксели перекрашиваются в черный цвет, если они содержатся в «кусочке» меньшего размера, чем значение параметра фильтрации *level\_1*. Встроенный в Python метод адаптивной бинаризации позволяет сделать это автоматически. На рис. 6 представлен пример применения к магнитометрическим данным адаптивной пороговой бинаризации.



Рис. 5: Начальные данные



Рис. 6: Результат адаптивной пороговой бинаризации

На этом примере видно, что в целом данный метод неплохо работает, однако, с одной стороны, не все нужные контуры четко выделены, с другой стороны, выделено и много аномалий, на самом деле являющихся помехами.

## 6.2. Кластеризация с помощью алгоритма DBScan

Так как адаптивная пороговая бинаризация выделяет помимо нужных полезных аномалий много небольших «кусочков», являющихся из-

менениями рельефа и не интересующих археологов, нужно научиться правильно интерпретировать ее результаты.

Один из вариантов – попытаться кластеризовать результаты бинаризации. Кластеризация – это задача разбиения объектов (в случае анализа результатов адаптивной пороговой бинаризации, примененной к магнитометрическому снимку, объекты – пиксели белого цвета) на группы, причем каждая из полученных групп должна быть как можно более однородна.

Алгоритм DBScan, решающий задачу кластеризации, разделяет объекты на кластеры в зависимости от близости этих объектов. Согласно этому алгоритму в кластер записываются такие точки, у которых в определенной окрестности имеется достаточное количество соседей. Соответственно, для запуска метода необходимо выбрать два параметра:

- *eps* – окрестность, в которой отыскиваются соседи точки,
- *minPts* – минимальное число соседей, которое должно быть у точки.

В [1] представлены попытки применять DBScan к магнитометрическим снимкам, но множество помех и неоднородность начальных данных не позволяют получить хороший результат. В настоящей работе алгоритм кластеризации будет применен к уже обработанному изображению, точки которого после бинаризации могут принимать только два значения: 0 или 1.

На рис. 8 представлены результаты алгоритма DBScan с параметрами  $eps = 2$ ,  $minPts = 4$ , примененного к данным уже после адаптивной пороговой бинаризации.

Разными цветами показаны разные кластеры. Подбирая параметры, можно получать результаты чуть лучше или чуть хуже, но в целом итог один: основная часть аномалий-помех хорошо видна и представляет собой небольшие кластеры, а кластеры большего размера соответствуют частям полезных аномалий.



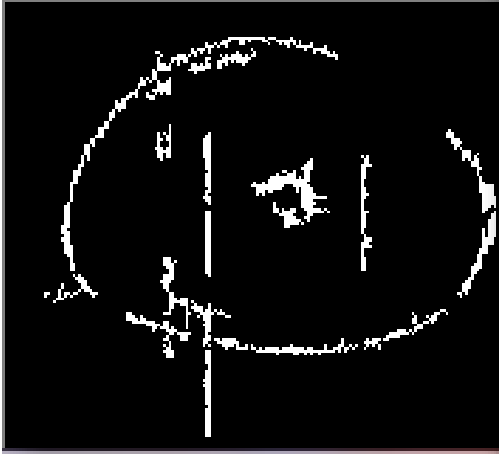


Рис. 7: Результат адаптивной пороговой бинаризации

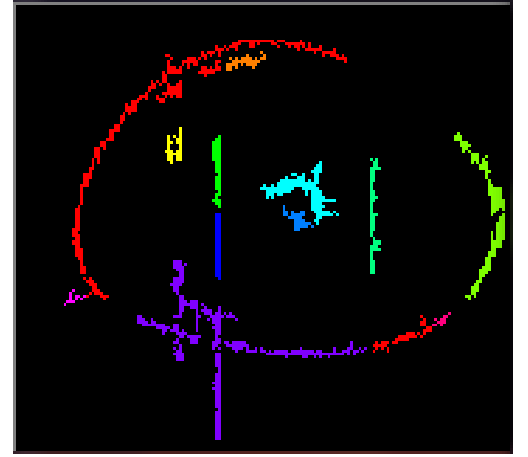


Рис. 8: Результат кластеризации DBScan

### 6.3. Объединение близких кластеров

После того как изображение было разбито на кластеры, необходимо определить, какие из кластеров являются помехами, а какие – искомыми полезными аномалиями. В ходе экспериментов было сделано наблюдение, что в большинстве случаев части искомых полезных аномалий находятся близко друг от друга. Например, на рис. 9 можно увидеть, что тонкий контур, являющийся полезной аномалией, состоит из нескольких отдельных дуг, которые расположены почти вплотную друг к другу.

В связи с этим наблюдением появилась идея считать попарно расстояние между кластерами и объединять два кластера в один, если расстояние оказывается меньше, чем значение параметра *min\_distance*.

Расстояние между кластерами  $S_1$  и  $S_2$  рассчитывается по принципу «ближайшего соседа»:

$$\rho_{min}(S_1, S_2) = \min_{x_i \in S_1, x_j \in S_2} \rho(x_i, x_j)$$

где  $\rho$  – евклидово расстояние.

На рисунке 10 можно видеть результат объединения кластеров с параметром *min\_distance* = 5.

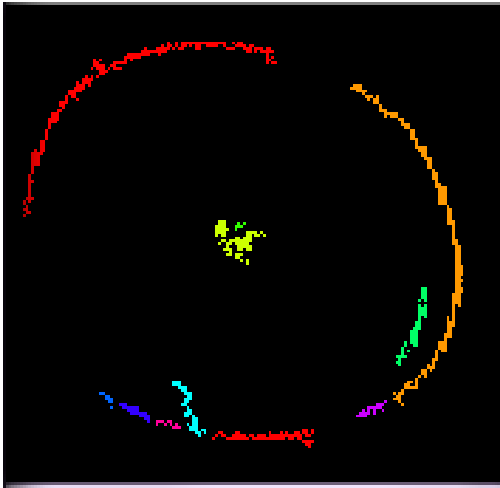


Рис. 9: Результат DBScan

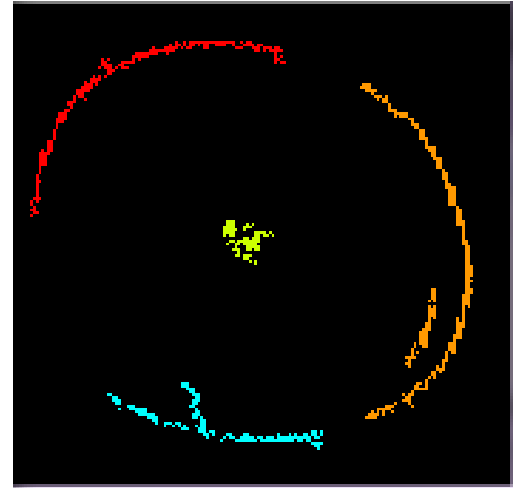


Рис. 10: Результат объединения близких кластеров

## 6.4. Вторичная фильтрация

После объединения близких кластеров помехами являются преимущественно кластеры маленького размера (рис. 11), так как в кластерах большого размера содержатся полезные аномалии, собранные из нескольких частей на предыдущем этапе. Значит, можно избавиться от помех простой фильтрацией: убирать кластеры, которые по количеству точек меньше, чем значение параметра *level\_2* (рис. 12).

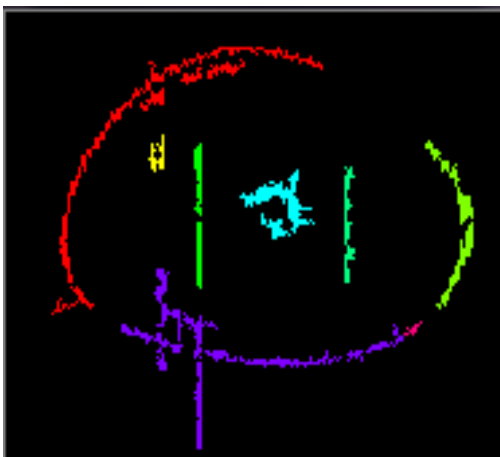


Рис. 11: Результат объединения близких кластеров

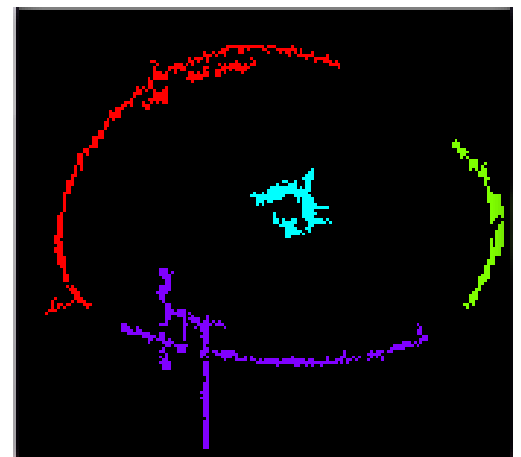


Рис. 12: Результат вторичной фильтрации

## **7. Тестирование алгоритма на имеющихся данных**

В предыдущих разделах были описаны этапы алгоритма для выделения контуров магнитных аномалий:

1. Адаптивная пороговая бинаризация и первичная фильтрация.
2. DBScan.
3. Объединение близких кластеров.
4. Вторичная фильтрация.

Стоит отметить, что особенность магнитометрических снимков и сложность их интерпретации заключается еще и в их разнообразии. Существуют визуально похожие начальные данные, но единого «шаблона» для них нет, поэтому возникают трудности на этапе подбора параметров для какого-либо алгоритма.

В настоящей работе будет рассмотрено несколько разных типов начальных данных, которые обладают разным уровнем помех и содержат разное количество полезных аномалий. Однако необходимо помнить, что подобранные параметры не будут являться универсальными даже для похожих наборов данных. Хотя параметры из приведенных ниже примеров и могут браться за начальные при исследовании какого-либо магнитометрического снимка, всё же каждый набор данных требует индивидуального анализа.

### **7.1. Набор данных с заметными помехами и полезными аномалиями**

На начальных данных на рис. 13 прежде всего нас будет интересовать контур, представляющий собой очень искривленный эллипс. Можно предположить, что помехи, которые на начальных данных видны

как вертикальные полосы, сильно затрудняют подбор параметров и, возможно, вовсе не позволят алгоритму выделить контуры полезных аномалий. Однако, даже если это произойдет, такие помехи встречаются достаточно редко, так как являются следствием ошибок при съеме магнитометрических данных. Таким образом, если алгоритм выделит наш «эллипс» вместе с вертикальными полосами – это будет уже хорошим результатом.

При наборе параметров  $Neighbourhood = 19$ ,  $C = 3$ ,  $level\_1 = 30$ ,  $minPts = 3$ ,  $eps = 2$ ,  $min\_distance = 5$ ,  $level\_2 = 100$  получаем следующий результат, который можно увидеть на рис. 14:

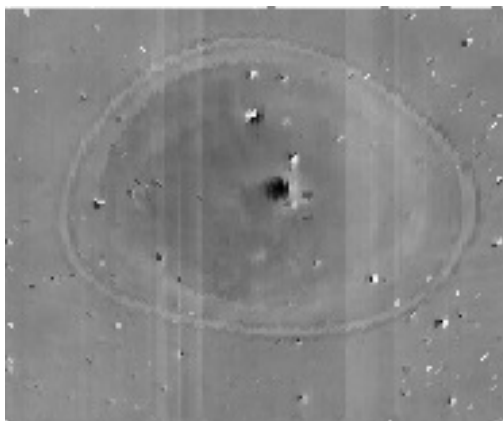


Рис. 13: Начальные данные

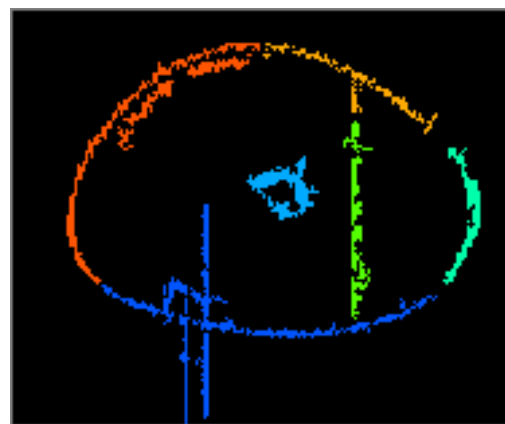


Рис. 14: Результат работы алгоритма

Частично убираются вертикальные помехи и практически полностью исчезают прочие помехи. Таким образом, алгоритм достаточно хорошо работает на исходных данных с сильными помехами. Однако не удалось подобрать параметры для сглаженного набора данных.

## 7.2. Набор данных с полезными аномалиями

На наборе данных, представленном на рис. 15, плохо различимы контуры полезных аномалий и присутствует множество помех. Алгоритм не смог выделить искомые контуры, но нашел центральную обширную аномалию-помеху (рис. 16), которая создана, вероятнее всего, скоплением металлического мусора.

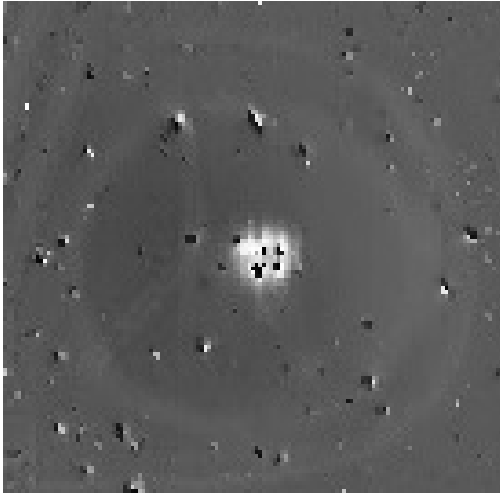


Рис. 15: Начальные данные

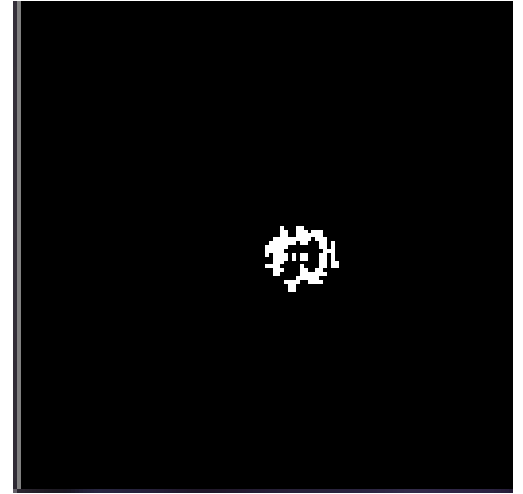


Рис. 16: Результат работы алгоритма

Исходные данные были обработаны алгоритмом сглаживания для магнитометрических данных (рис. 17). Уже невооруженным глазом видно большую часть контуров. При наборе параметров  $Neighbourhood = 17$ ,  $C = 3$ ,  $level\_1 = 25$ ,  $min\_s = 2$ ,  $eps = 2$ ,  $min\_distance = 5$ ,  $level\_2 = 100$  очень хорошо видны очертания внутреннего круга, внешней дуги и дорог (рис. 18).

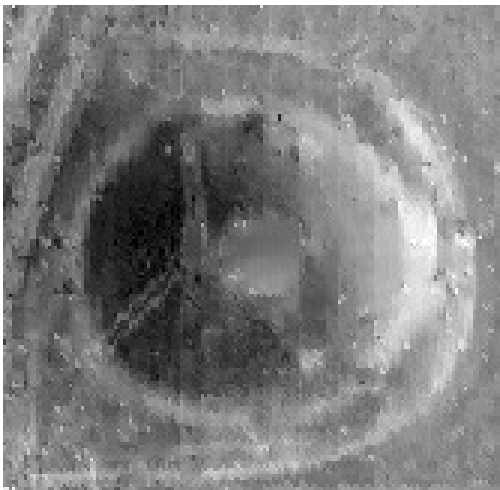


Рис. 17: Сглаженные начальные данные

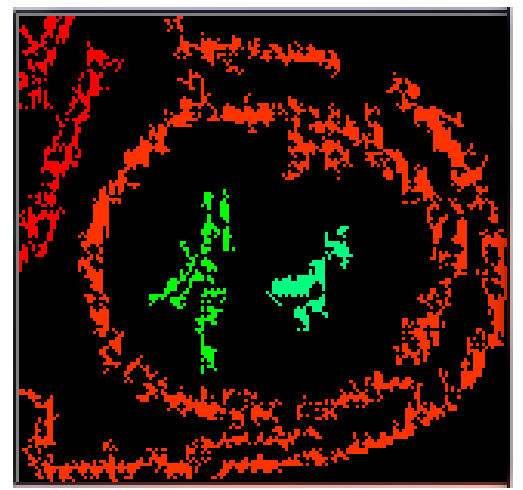


Рис. 18: Результат работы алгоритма

Более того, становится видна аномалия в нижнем левом углу, которую очень сложно заметить невооруженным глазом даже на сглажен-

ных данных. К сожалению, внутренняя полезная аномалия (по видимому, дороги) остается только частично.

Таким образом, на необработанных данных разработанный алгоритм может попросту «потерять» полезные аномалии. Сглаженные данные содержат намного меньше помех и, кроме того, представляют собой гораздо более контрастное изображение, что позволяет адаптивной пороговой бинаризацией и DBScan достичь достаточно хорошего результата.

### 7.3. Набор данных без полезных аномалий

Как можно увидеть даже невооруженным глазом, какие-либо контуры полезных аномалий на начальных данных на рис. 19 отсутствуют. Есть только помехи, создаваемые металлическим мусором и представляющие собой черные точки, окруженные белым цветом.

Очевидно, что действительно хороший алгоритм, отыскивающий полезные аномалии, на этом наборе данных должен показать их отсутствие.

Если взять параметры, близкие к тем, что были в предыдущих примерах, получается следующий результат: остается один кластер небольшого размера, образуемый скоплением близко расположенных помех (рис. 20).

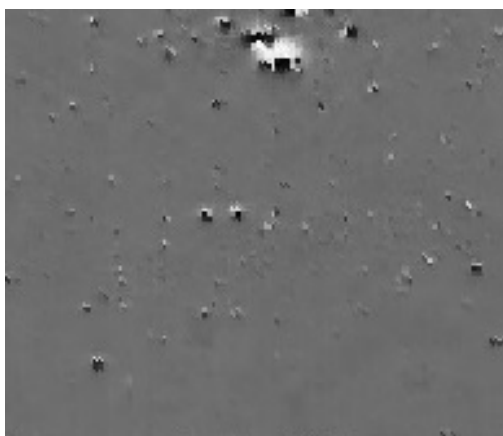


Рис. 19: Начальные данные

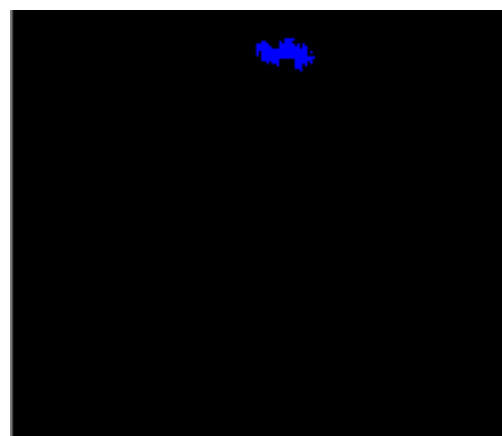


Рис. 20: Результат работы алгоритма

При увеличенном параметре фильтрации  $level\_2 = 135$  в итоге получается черный квадрат, то есть полное отсутствие каких-либо аномалий.

Рассмотрим теперь те же данные, но предобработанные алгоритмом сглаживания для магнитометрических данных (рис. 21). Уже на этапе адаптивной пороговой бинаризации (рис. 22) видно, что получится множество небольших по площади кластеров, которые уберутся на этапе фильтрации.

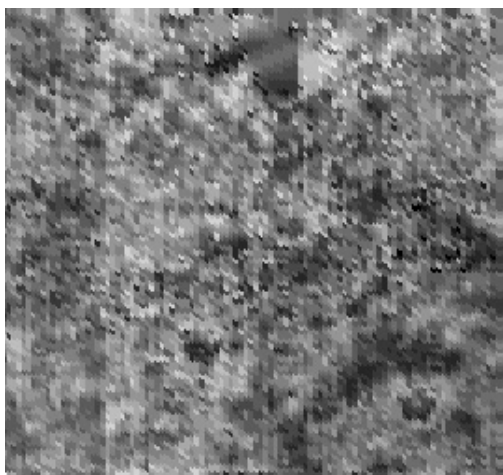


Рис. 21: Сглаженные начальные данные

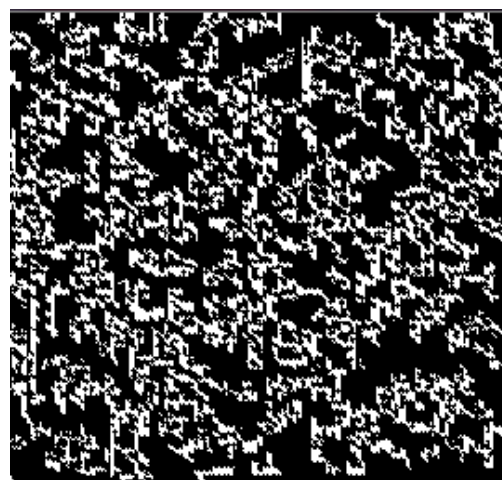


Рис. 22: Результат адаптивной пороговой бинаризации

Подводя итоги, можно сказать, что разработанный алгоритм действительно достигает поставленной цели: контуры выделяются на начальных данных или на сглаженных начальных данных, при этом на магнитометрических снимках, содержащих только помехи, контуры полезных аномалий не находятся.

## 8. Оценка полученных результатов

Для того чтобы эффективно подбирать параметры к разработанному алгоритму, хотелось бы определить формальный критерий для оценки результатов работы алгоритма.

Существующие методы оценки качества выделения контуров предполагают осуществление сравнения полученного результата с контуром, выделенным вручную на исходном изображении. В случае магнитометрических снимков это невозможно, потому что, во-первых, даже специалистам в области археологии иногда сложно однозначно выделить контур на начальных данных, во-вторых, как уже было сказано, исходные данные слишком разнообразны, так что универсальных параметров подобрать не получится, а значит, такой способ оценки теряет смысл из-за своей трудоемкости.

Возникло предположение, что контуры зданий, дорог, оград и прочих археологических объектов, в отличие от помех, должны обладать какими-то закономерностями. В связи с этим появилась идея считать распределение точек после работы алгоритма по  $x$ ,  $y$ , а так же распределение расстояний точек от центроида.

В ходе работы были проанализированы подобным образом разные результаты работы алгоритма на разных начальных данных. Однако выявить какие-либо закономерности не удалось.

Таким образом, задача нахождения формального критерия для оценки качества выделения контуров на магнитометрических снимках остается актуальной, ее решение значительно упростит подбор параметров для алгоритма выделения контуров и, вполне вероятно, даже поможет модернизировать приведенный в настоящей работе алгоритм и, соответственно, повысить его эффективность.

Ниже на рисунках 23, 24 и 25 приведены расчеты для разных результатов работы алгоритма. В правом верхнем углу – распределение расстояний точек от центроида и общее число полученных точек. В верхнем левом углу и правом нижнем представлены соответственно распределения по  $x$  и по  $y$ .



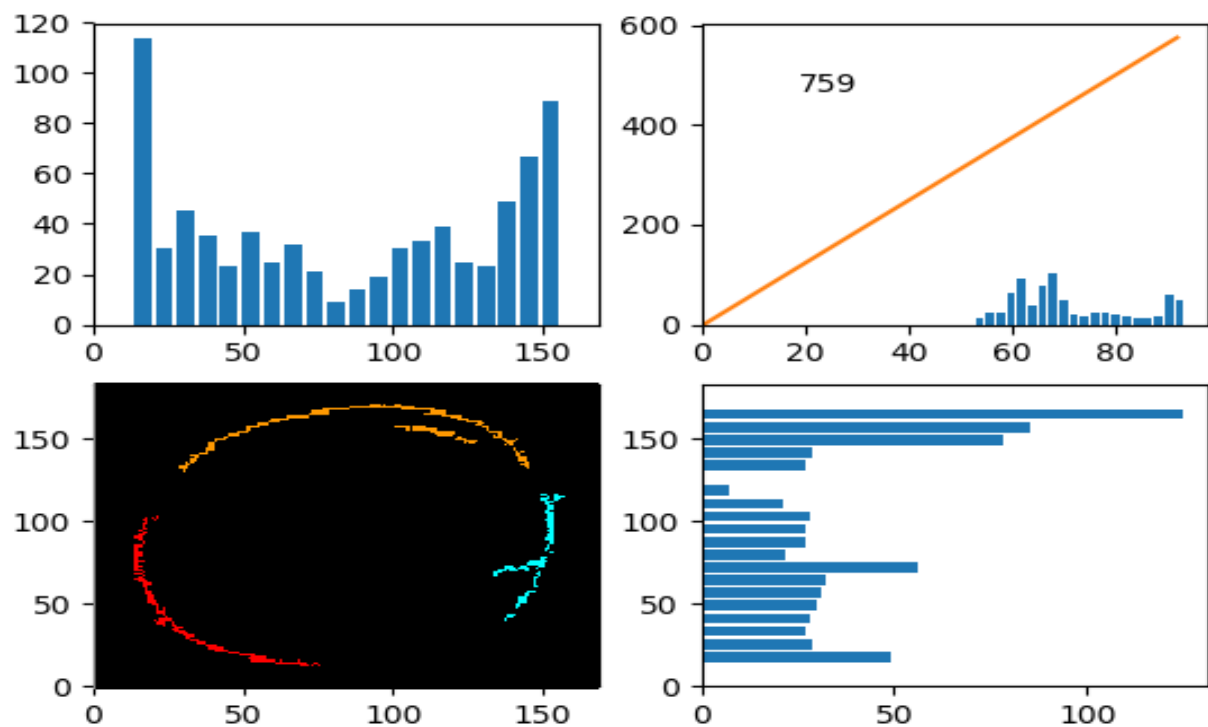


Рис. 23: Расчет распределений точек по  $x$ , по  $y$ , распределения расстояний от точек до центра для хорошо выделенного контура

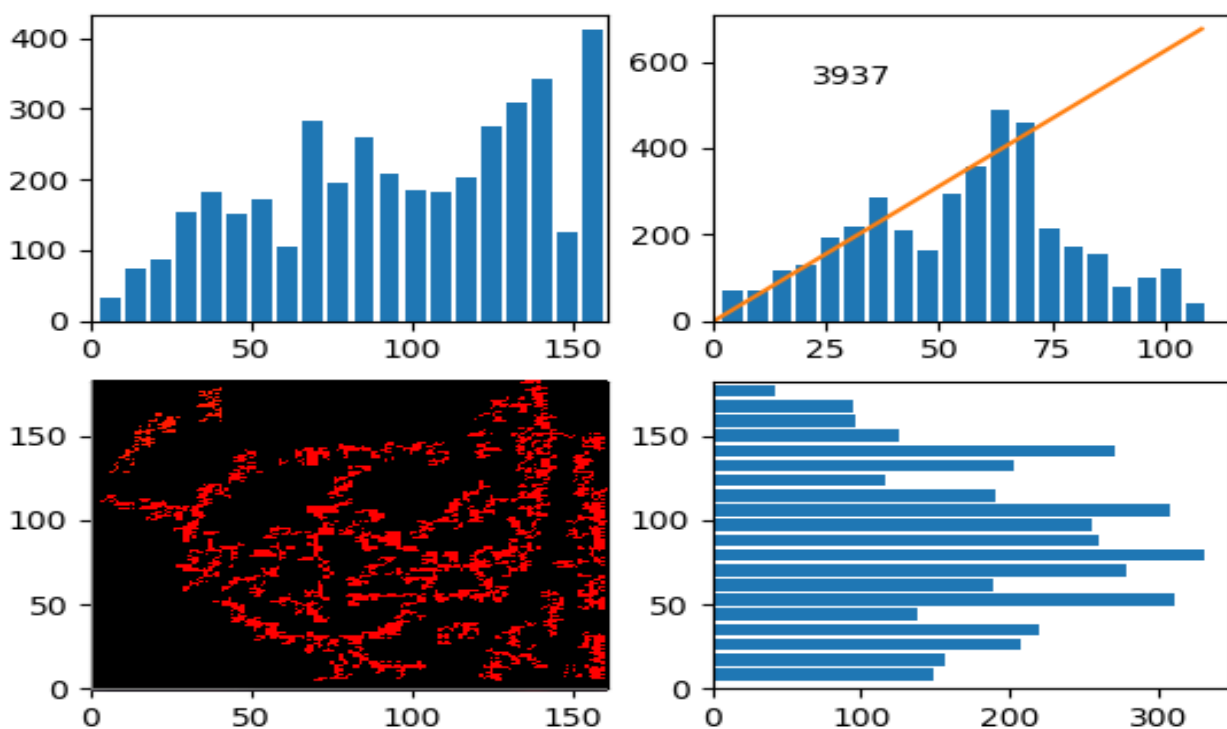


Рис. 24: Расчет распределений точек по  $x$ , по  $y$ , распределения расстояний от точек до центра для плохо выделенного контура

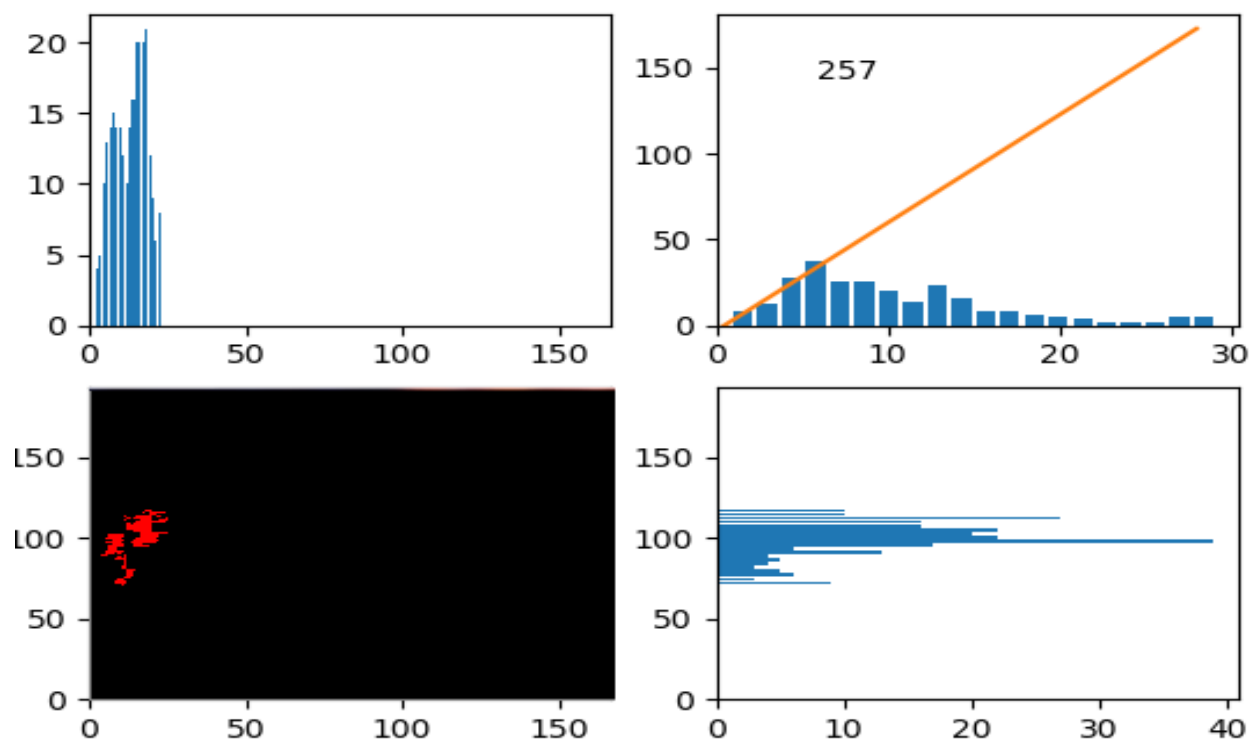


Рис. 25: Расчет распределений точек по  $x$ , по  $y$ , распределения расстояний от точек до центраида для результата алгоритма, выделившего помехи

## Заключение

В рамках работы были изучены различные методы работы с магнитометрическими данными и алгоритмы выделения контуров на изображениях. Был разработан алгоритм для выделения контуров магнитных аномалий для поиска археологических объектов.

Разработанный алгоритм был протестирован на имеющихся данных, в работе описан подбор параметров к алгоритму на различных начальных данных, а также представлена попытка разработать критерий оценки полученных результатов. Реализацию алгоритма можно увидеть, перейдя по [данной ссылке](#).

В процессе тестирования алгоритма сделаны следующие выводы:

1. Разработанный алгоритм действительно выделяет контуры магнитных аномалий.
2. На данных, где нет контуров археологических объектов и крупных по площади помех, алгоритм показывает отсутствие полезных аномалий.
3. В случае сильно зашумленных начальных данных, на которых плохо видно невооруженным глазом аномалии, следует использовать предобработку данных алгоритмом сглаживания магнитометрических данных.

Основная сложность анализа магнитометрических снимков заключается в проблеме отделения полезных аномалий от помех. Несмотря на положительные достигнутые результаты, имеющийся на данный момент алгоритм не способен идеально разрешить эту проблему.

Так как задача автоматизированного поиска контуров на магнитометрических снимках является очень актуальной, дальнейшим исследователям предлагается работа в следующих направлениях:

1. Поиск формального критерия для оценки результатов работы алгоритма.

2. Совершенствование описанного алгоритма и повышение его эффективности.
3. Разработка сглаживающего алгоритма полученных контуров для их выравнивания и устранения оставшихся помех.

## Список литературы

- [1] Discovering geo-magnetic anomalies: a clustering-based approach / E. Volzhina, A. Chudin, B. Novikov et al. // Intelligence, Social Media and Web (ISMW FRUCT), 2016 International FRUCT Conference on. — 2016. — P. 1–7.
- [2] Gonzalez R., Wood R. Digital Image Processing. — New Jersey: Prentice Hall, 2008.
- [3] Grafeeva N. Mikhailova E.-Pashkova M. Ilinykh S. Magneometry data processing to detect archeological sites // 17th International Multidisciplinary Scientific GeoConference SGEM 2017. — 2017. — P. 393–400.
- [4] Grafeeva N., Paskova M., Ilinykh S. Smoothing algorithm for magnetometric data // Second Conference on Software Engineering and Information Management (SEIM-2017). — 2017. — P. 31–36.
- [5] Jian-Lei Liu Da-Zheng Feng. Two-dimensional multi-pixel anisotropic Gaussian filter for edge-line segment // Image and Vision Computing. — 2014. — January. — Vol. 32. — P. 37–53.
- [6] Magnetometry Data Processing to Detect Archaeological Sites, Pattern Recognition and Image Analysis / С. Михайлова, В. Г. Графеева, Н. Г. Михайлова, Е. В. Чудин, А. // Pattern Recognition and Image Analysis. — 2016. — Vol. 26, no. 4. — P. 789–799.
- [7] Буй Т.Т. Ч.-Спицын В.Г. Анализ методов выделения краев на цифровых изображениях // Доклады ТУСУРа. — 2010. — no. 2. — P. 221–223.
- [8] Дудкин В.П., Кошелев И.Н. Методы комплексной интерпретации результатов магнитометрической съемки археологических памятников. — Киев: Мысленное древо, 1999.

- [9] Каждан А.Б., Гуськов О.И. Цифровая обработка изображений. — Техносфера, 2006.
- [10] Кутайсов В.А., Смекайлов Т.Н. Материалы к археологической карте Крыма: Дистанционные и геофизические исследования поселений античной эпохи в северо-западном Крыму. — Доля, 2014.
- [11] Маловичко А.К. Методы аналитического продолжения аномалий силы тяжести и их приложение к задачам гравиразведки. — Техника, 1956.
- [12] Никитин А.А., Петров А.В. Теоретические основы обработки геофизической информации. — РГГУ, 2008.